نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۱۰، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۹، ص ۱۸۵-۱۶۹

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 10, No. 2, Fall- Winter 2020, p. 169-185

مدل‌سازی و پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار با استفاده از دو روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی

محمد رحمتیان[۱]، رضا یگانه[۲]*، محمد امین نعمت اللهی[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۷/۰۹
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۱۱/۰۱

چکیده

در این پژوهش، نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار، به دلیل اهمیت و تأثیرگذاری در برخی موارد همچون انتخاب تراکتور و به‌دست آوردن مدلی دقیق برای پیش‌بینی این نیروها، مورد بررسی قرار گرفتند. اثرات عمق خاک‌ورزی در پنج سطح (۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰ و ۲۵ سانتی‌متر) و نیز سرعت پیشروی در پنج سطح (۱، ۱/۵، ۲، ۲/۵ و ۳ متر بر ثانیه) بر نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار (کششی، عمودی و جانبی) به‌صورت شبیه‌سازی شده به روش المان محدود به‌دست آمده و مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفتند. دو روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی نیروها به‌کار گرفته شدند. نتایج مقایسه این دو روش نشان داد که این دو روش به خوبی می‌توانند نیروهای مورد نظر را پیش‌بینی کنند، اما روش شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به روش دیگر برای پیش‌بینی نیروها داشت. نتایج داده‌های به‌دست آمده حاکی از آن است که افزایش عمق خاک‌ورزی از ۵ تا ۲۵ سانتی‌متر و سرعت پیشروی از ۱ تا ۳ متر بر ثانیه، منجر به افزایش غیر خطی نیروهای کششی، عمودی و جانبی به‌ترتیب به میزان ۶۶/۵۵٪، ۶۸/۴۷٪ و ۶۴/۷۶٪ می‌شود. با استفاده ازمدل‌هایی که توسط شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمده که دقت نسبتاً خوبی دارند، می‌توان قبل از ورود به مزرعه با توجه به عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی مد نظر با توجه به بازه‌های تعریف شده برای هر کدام در این پژوهش، مقادیر نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار را بررسی و به‌دست آورد. سپس با استفاده از این نیروها می‌توان به‌طور مثال تراکتوری را انتخاب نمود که توان کشش این گاوآهن را در شرایط تعریف شده (عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی) مورد نظر داشته باشد. به همین خاطر توصیه می‌گردد که از مدل شبکه عصبی توسعه داده شده در این پژوهش، استفاده گردد.

واژه‌های کلیدی: سطح پاسخ، شبکه عصبی مصنوعی، شبیه‌سازی، گاوآهن برگرداندار، مدل‌سازی

مقدمه

خاک‌ورزی یک عملیات بسیار مهم و تأثیرگذار در میزان رشد و بهره‌وری محصولات کشاورزی می‌باشد. لازم است برای بهبود ویژگی‌های فیزیکی خاک، هوادهی بهتر، نفوذپذیری و توسعه ریشه در عملیات خاک‌ورزی شرایطی را فراهم نمود. با این‌حال در خاک‌ورزی اولیه، به‌خصوص زمان استفاده از گاوآهن برگردان‌دار، نیاز به انرژی و زمان زیادی دارد که ممکن است استفاده از آن برای پژوهشگران در پژوهش‌های خود، زمان‌بر و پُرهزینه باشد (Ibrahmi *et al*., 2015b). برخی از پژوهشگران برای آزمایش بر روی شرایط کار از آزمایش‌های فیزیکی بهره می‌برند (Sahu and Raheman, 2006; Al-Suhaibani and Ghaly, 2010)، که در چنین پژوهش‌هایی صحت نتایج به‌دست آمده وابسته به دقت ابزار اندازه‌گیری دارد. در صورتی که برخی دیگر از پژوهشگران، به منظور کاهش زمان تحقیق و به دنبال آن کم کردن هزینه‌ها و بالا بردن دقت نسبی نتایج پژوهش، از شبیه‌سازی و مدل‌سازی ریاضی استفاده می‌کنند (Shmulevich *et al*., 2007; Ibrahmi *et al*., 2015a). همچنین مطالعه‌های زیادی نشان می‌دهند که مدل‌سازی نیروهای وارد بر خاک‌ورز، راهکاری مناسب برای برآورد عملکرد ابزارهای مختلف خاک‌ورزی و بهبود هندسه‌ی این ابزار می‌باشد (Durairaj and Balasubramanian, 1997; Chen *et al*., 2013). با این‌حال، کلید موفقیت در شبیه‌سازی عددی عملیات خاک‌ورزی، شبیه‌سازی دقیق ابزار مورد نظر بر اساس مفروضات درست و همچنین روش‌های مرتبط است. پیش‌بینی نیروهای وارد بر ابزارهای خاک‌ورز نقش مؤثری در طراحی ابزار خاک‌ورزی دارد. جمع‌آوری داده‌های مربوط به نیروهای وارد بر ابزارهای خاک‌ورزی تحت شرایط مزرعه‌ای متفاوت، یک کار زمان‌بر و پر هزینه می‌باشد. بنابراین پیش‌بینی نیروهای ابزار خاک‌ورزی به‌منظور دستیابی به عملکرد بهتر ابزار برای طراح و کاربر بسیار مهم می‌باشد. نیروهای وارد بر ابزار خاک‌ورز تابعی از ویژگی‌های خاک، عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی ابزار می‌باشد (Arvidsson *et al*., 2004). تحقیق‌های زیادی در زمینه پیش‌بینی شرایط عملیاتی ابزار خاک‌ورز به روش‌های تجربی (مزرعه و انباره خاک) و ریاضی (شبیه‌سازی و مدل‌سازی) انجام گرفته است. به‌طور

۱- دانشجوی دکترای مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه صنعتی اصفهان
۲- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه ایلام
۳- استادیار بخش مهندسی بیوسیستم، دانشگاه شیراز
(*- نویسنده مسئول: Email: r.yeganeh@ilam.ac.ir)
DOI: 10.22067/jam.v10i2.75672

مثال در پژوهش‌هایی که به روش تجربی انجام گرفته‌اند تیمارهایی نظیر عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی به‌عنوان متغیرهای تأثیرگذار بر نیروهای وارد بر گاوآهن‌ها، بیان کرده‌اند و نشان داده‌اند که با افزایش عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی، نیروهای وارد بر گاوآهن نیز افزایش می‌یابد (Sahu and Raheman, 2006; Al-Suhaibani and Ghaly, 2010; Akbarnia *et al*., 2014). همچنین تعدادی از پژوهشگران نیز برهم‌کنش خاک و تیغه را با استفاده از روش‌های شبیه‌سازی عددی در نرم‌افزارهای مورد نظر شبیه‌سازی کرده و تیمارهای عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی را در نظر گرفته و دقت روش‌های شبیه‌سازی را بررسی نمودند (Abo-Elnor *et al*., 2004; Hosseini *et al*., 2016; Salar and Karparvarfard, 2017; Rahmatian *et al*., 2018). در پژوهشی برهم‌کنش خاک و تیغه با استفاده از روش المان محدود در نرم‌افزار Abaqus شبیه‌سازی و رفتار خاک، الاستیک در نظر گرفته شد. نتایج این پژوهش نشان داد که تعداد المان‌ها و عرض جعبه خاک مدل شده، بسیار مؤثر در نیروهای خروجی از نرم‌افزار می‌باشد (Abo-Elnor *et al*., 2004). در پژوهشی دیگر نشان داده شد که سرعت پیشروی و عمق خاک‌ورزی به‌طور معنی‌داری بر مقاومت کششی ابزار خاک‌ورز مرکب مؤثر بوده و با افزایش عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی، مقاومت کششی نیز افزایش یافت. افزایش حجم خاک جابه‌جا شده و شتاب وارده به خاک، دلیل افزایش مقاومت کششی گزارش شد (Sahu and Raheman, 2006). همچنین در پژوهش دیگری، تأثیر سرعت پیشروی و عمق خاک‌ورزی بر نیروی کششی و عمودی یک ابزار خاک‌ورز مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که با افزایش عمق خاک‌ورزی و یا سرعت پیشروی، مقاومت کششی و نیروی عمودی نیز افزایش یافت (Al-Suhaibani and Ghaly, 2010). در پژوهشی نیز اثر زوایای گاوآهن برگردان‌دار بر مقاومت کششی آن به روش ریاضی المان محدود با استفاده از نرم‌افزار Abaqus و روش تجربی در انباره خاک مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از روش ریاضی مطابقت خوبی با روش تجربی داشت و روش المان محدود به خوبی توانست مقاومت کششی گاوآهن برگردان‌دار را پیش‌بینی کند (Bentaher *et al*., 2013). در پژوهش دیگری، اثر عمق کار و سرعت پیشروی بر مقاومت کششی ابزار خاک‌ورز باریک مورد بررسی قرار گرفت. در این پژوهش گزارش شد که اثر عمق کار و سرعت پیشروی بر مقاومت کششی معنادار بوده و با افزایش آن‌ها، مقاومت کششی خاک‌ورز نیز افزایش یافت (Akbarnia *et al*., 2014). پژوهش‌های فراوانی وجود دارد که از روش مدل‌سازی ریاضی برای پیش‌بینی مقادیر مورد نظر بهره گرفته شده است. در پژوهشی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای مربوط به مقاومت مکانیکی خاک از روش‌های رگرسیون چند متغیره، الگوریتم ژنتیکی و پتانسیل بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) استفاده شد و این سه روش از نظر دقت و کارآیی با یکدیگر مقایسه گردیدند. نتایج نشان داد که سه روش مذکور به خوبی می‌توانند پارامترهای مربوط به مکانیک خاک را پیش‌بینی کنند، اما روش پتانسیل بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) دقت و کارآیی مناسب‌تری نسبت به دو روش دیگر داشت (Hosseini *et al*., 2016). همچنین در پژوهش دیگری از روش سطح پاسخ برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی اثر هندسه بال بر نیروی کششی و عمودی خاک‌ورز قلمی بالدار استفاده شد. در این پژوهش تیمارهای مورد نظر شامل عمق خاک‌ورزی، زاویه تمایل و زاویه حمله بال بود. مقادیر بهینه برای این تیمارها به‌ترتیب ۵ سانتی‌متر، ۱۱/۱۰ درجه و ۱۹/۴۶ درجه گزارش گردید (Salar and Karparvarfard, 2017). در پژوهشی نیز برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی شرایط تیغه قلمی فولادی با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره، مدل‌هایی به‌دست آمد و نشان داده شد که مقادیر بهینه‌ی سرعت پیشروی، زاویه حمله و رطوبت خاک به‌ترتیب ۵ کیلومتر بر ساعت، ۳۶ درجه و ۱۴/۸ درصد رطوبت وزن خشک بودند (Rahmatian *et al*., 2018). در تحقیق‌هایی که ذکر شد به‌راحتی می‌توان اهمیت بالای شرایط کاری ابزارهای خاک‌ورز و نیروهایی که به این ابزارها وارد می‌گردد را درک نمود. همچنین نزدیک بودن نتایج روش‌های تجربی با نتایجی که از روش‌های عددی به‌دست آمده، نشان از بالا بودن دقت برخی از روش‌های عددی برای استفاده در پژوهش‌ها و طراحی ادوات خاک‌ورز می‌باشد. با توجه به استفاده‌ی فراوان از گاوآهن برگردان‌دار در خاک‌ورزی مرسوم و بالا بودن هزینه‌ی تحقیق‌های تجربی و زمان‌بر بودن آن‌ها و همچنین با استفاده از نتایجی که از پژوهش‌های گذشته به‌دست آمد، لزوم به‌کار بردن روش‌های عددی در این امور نمایان است. به علاوه با توجه به این‌که روش‌های عددی، کمتر برای گاوآهن برگرداندار مورد استفاده قرار گرفته است، به همین دلیل، هدف از این پژوهش ارائه راه‌حلی برای طراحی گاوآهن برگرداندار در نرم‌افزارهای طراحی، به‌دست آوردن معادلاتی به روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار اعم از مقاومت کششی، نیروی عمودی و نیروی جانبی با استفاده از تیمارهای عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی و مقایسه و انتخاب بهترین روش از بین دو روش مورد نظر در این پژوهش می‌باشد.

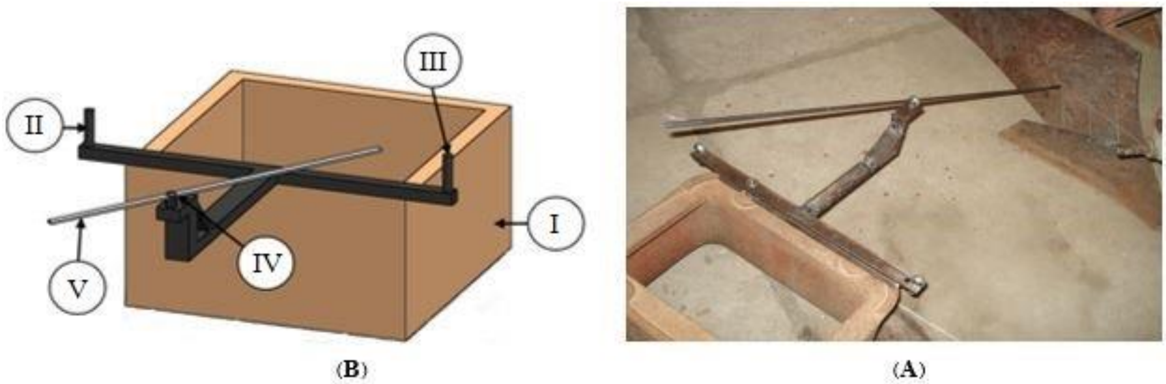
مواد و روش‌ها

در این پژوهش، متغیرهای مستقل که به‌عنوان تیمارهای آزمایش در نظر گرفته شدند عبارت از پنج سطح سرعت پیشروی (۱، ۱/۵، ۲، ۲/۵ و ۳ متر بر ثانیه) و پنج سطح عمق خاک‌ورزی (۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰ و ۲۵ سانتی‌متر) و همچنین متغیرهای وابسته نیز عبارت از نیروی کششی، نیروی عمودی، نیروی جانبی وارد بر تیغه بر حسب کیلونیوتن بودند.

شبیه‌سازی صفحه برگردان گاوآهن برگرداندار

مدل‌های گوناگونی برای صفحه برگردان از جمله مدل‌های استوانه‌ای، نیمه استوانه‌ای، پیچیده و نیمه پیچیده وجود دارد. در بین این صفحه برگردان‌ها، صفحه برگردان استوانه‌ای به دلیل این‌که دارای انحنای متوسطی در طول خود می‌باشد، خاک راحت‌تر بر روی آن حرکت کرده و نیروی کمتری از طرف خاک به صفحه برگردان وارد می‌گردد که موجب حرکت راحت‌تر تراکتور در مزرعه و همچنین انجام بهتر برگردان شدن خاک می‌شود (Srivastava, 2006). همچنین صفحه برگردان‌های استوانه نیز می‌توانند در عمق بیشتری نسبت به دیگر مدل‌های صفحه برگردان، عملیات خاک‌ورزی را انجام دهند (McKyes, 1985; Srivastava, 2006). به همین دلیل این نوع صفحه برگردان در بین کشاورزان از محبوبیت بالایی برخوردار بوده و از آن در بیشتر عملیات‌های خاک‌ورزی مرسوم استفاده می‌شود (Ucgul *et al*., 2017). به همین خاطر، ابتدا برای انجام شبیه‌سازی صفحه برگردان، گاوآهن برگرداناداری با صفحه برگردان استوانه‌ای ساخت شرکت آلپلر[1] کشور ترکیه انتخاب شد. این گاوآهن دارای سه خیش با جنس صفحه برگردان St37-2، شاسی ثابت، اتصال از نوع سوار و وزن کل ۵۲۰ kg بود.

برای شبیه‌سازی صفحه برگردان از مختصات هندسی نقاط گوناگونی از آن و نیز ترسیم آن در نرم‌افزار طراحی Solidworks2016 استفاده گردید. به‌منظور به‌دست آوردن مختصات هندسی نقاط مد نظر، یک دستگاه اندازه‌گیری طراحی و ساخته شد (شکل ۱ –A). نحوه‌ی کار دستگاه بر این اصل استوار بود که مختصات هندسی یک نقطه را می‌توان با توجه به فاصله‌ی آن از سه نقطه‌ی معین در فضا که یکی از آن‌ها به‌عنوان مبداء در نظر گرفته می‌شود، به‌دست آورد که البته باید مختصات هندسی آن سه نقطه نیز معلوم باشند (Miron *et al*., 2002). دستگاهی که به این منظور طراحی و ساخته شد، سه رأس ثابت داشت که این سه رأس همان سه نقطه‌ی فضایی معلوم بودند. یک خط‌کش مدرج نیز بر روی دستگاه تعبیه شده بود که با توجه به طرح خاص خود قابلیت اندازه‌گیری فاصله‌ی هر نقطه مجهول مورد نیاز نسبت به هرکدام از سه نقطه‌ی معلوم را داشت (شکل ۱–B).

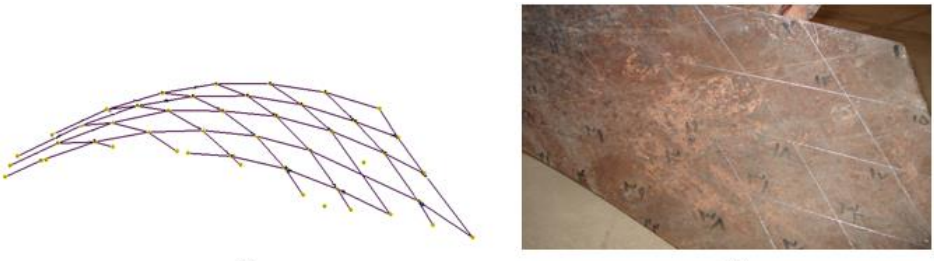


شکل ۱ – A– اندازه‌گیری مختصات هندسی فضایی، B– شماتیک دستگاه اندازه‌گیری مختصات هندسی فضایی (I: پایه ثابت. II، III و IV: نقاط فضایی معلوم. V: خط‌کش مدرج)

Fig.1. A- Spatial geometric coordinate device, B- Schematic of spatial geometric coordinate measuring device (I: Fixed base. II, III and IV: Known spatial points. V: Graded ruler)

با توجه به روش پیش گرفته شده، هر تعداد نقطه‌ی تصادفی را می‌توان برای ترسیم رویه صفحه برگردان مورد استفاده قرار داد. اما با توجه به نوع نرم‌افزار مورد استفاده، برای ساده‌تر کردن مراحل شبیه‌سازی لازم است نقاط به نحوی انتخاب شوند که منحنی‌های حاصل از این نقاط، درنهایت متشکل از چند مقطع عرضی[2] و چند مسیرگذرا[3] از این مقاطع باشند. به همین منظور، ابتدا در خیش مورد نظر، یک دسته خط موازی با لبه‌ی پیشانی به‌عنوان مقطع‌های عرضی و دسته‌ی دیگر هم موازی با لبه‌ی بالایی صفحه برگردان به‌عنوان مسیرهای گذرا، به‌صورت شطرنجی رسم شد. محل تقاطع این خطها با هم، همان نقاط مجهول مورد استفاده در ترسیم صفحه برگردان شدند (شکل ۲–A). برای به‌دست آوردن مختصات نقاط مجهول، دستگاه اندازه‌گیری بر روی یک پایه‌ی سنگین ثابت شد (شکل ۱–B,A) و فاصله‌ی هر نقطه‌ی مجهول از صفحه برگردان به‌طور جداگانه از هر کدام از سه نقطه‌ی ثابت بر روی دستگاه اندازه‌گیری به‌دست آمد. با توجه به این‌که مختصات خود سه نقطه‌ی ثابت بر روی دستگاه معلوم بود، با داشتن فاصله‌ی نقاط از سه نقطه‌ی ثابت، مختصات هندسی نقاط مجهول قابل محاسبه شد.

1- Alpler company
2- Section
3- Rail



(B) (A)

شکل ۲- A- مشخص کردن نقاط مجهول بر روی صفحه برگردان، B- صفحه شطرنجی به‌دست آمده در نرم‌افزار طراحی

Fig.2. A- Specify the passive points on the moldboard, B- The grid plate obtained in the design software

نقطه‌های به‌دست آمده از صفحه برگردان در قسمت سه‌بعدی نرم‌افزار طراحی وارد شدند. با توجه به این‌که در زمان انتخاب نقاط نماینده‌ی صفحه، روند خاصی در پیش گرفته شده بود، هر تعداد از آن‌ها بر روی یک منحنی قرار داشتند. زمانی‌که منحنی‌ها به‌طور کامل رسم شدند، یک صفحه‌ی شطرنجی شکل نیز در نرم‌افزار به‌وجود آمد (شکل ۲-B). در نرم‌افزار طراحی مورد استفاده در این پژوهش، خطوط موازی پیشانی که به‌عنوان مقطع عرضی بودند، حرکت داده شدند و ضمن عبور از بقیه‌ی خطوط دسته‌ی خود، از مسیرهای گذرا که موازی با لبه بالایی صفحه برگردان بودند، به‌عنوان راهنما استفاده کرده و یک صفحه‌ی سه‌بعدی که همان صفحه برگردان مورد نظر بود، رسم شد (شکل ۳-A).

شبیه‌سازی عملیات خاک‌ورزی

یکی از دلایلی که از فرآیند شبیه‌سازی در این پژوهش استفاده شد، عدم وجود امکاناتی بود که هم‌زمان بتوان نیروی کششی، عمودی و جانبی وارد بر گاوآهن برگرداندار را به‌دست آورد و همچنین دلیل دیگر این‌که، طبق پژوهش‌های گذشته، نتایجی که از شبیه‌سازی عددی به‌دست می‌آید با درصد اختلاف ناچیزی، نزدیک به نتایج آزمایش‌های تجربی در مزرعه یا انباره خاک می‌باشند که این کار مستلزم شبیه‌سازی دقیق ابزارها و عوامل تأثیرگذار بر عوامل در نظر گرفته شده می‌باشد (Abo-Elnor *et al*., 2004; Bentaher *et al*., 2013; Ibrahmi *et al*., 2015a; Ucgal *et al*., 2017). بر اساس این دلایل، در این تحقیق برای شبیه‌سازی برهم‌کنش گاوآهن برگرداندار و خاک از روش اجزای محدود[1] در نرم‌افزار ABAQUS CAE 2016 استفاده شد. برای شروع کار، تیغه‌ی شبیه‌سازی شده وارد نرم‌افزار Abaqus گردید و برای کم کردن محاسبات به آن قید صلب داده شد تا از تغییر حالت‌های گاوآهن در هنگام حرکت در داخل خاک صرف‌نظر شود. نوک تیغه نیز نوان نقطه مرجع در نظر گرفته شد. برای معرفی مواد به‌کار رفته در صفحه برگردان گاوآهن برگرداندار شبیه‌سازی شده در این پژوهش، از استاندارد مورد نظر، خواص مکانیکی جنس صفحه برگردان گاوآهن مورد نظر که از جنس St37-2 بود، استخراج و استفاده گردید (AISI Standard, 2011). برای به‌دست آوردن چگالی ظاهری گاوآهن مورد نظر، وزن آن با استفاده از ترازوی باسکولی مدل اعتماد ۳۰۱ ساخت ایران و حجم گاوآهن نیز با استفاده از نرم‌افزار Solidworks2016 که برای شبیه‌سازی گاوآهن از آن بهره گرفته شده بود، اندازه‌گیری گردیدند. ویژگی‌های مکانیکی گاوآهن مورد استفاده در این پژوهش شامل چگالی ظاهری ($kg.cm^{-3}$)، تنش نهایی (MPa)، تنش تسلیم (MPa)، مدول کشسانی (GPa) و نسبت پواسون به‌ترتیب ۷۸۶۰، ۲۳۵، ۱۹۸، ۲۰۰ و ۰/۳۰ بود.

جعبه‌ی خاک در نرم‌افزار، به طول ۵ متر، عرض ۲ متر و ارتفاع ۱ متر شبیه‌سازی شد. خاک با مدل کشسان خمیری[2] دراکر-پراگر، با معیار برش خطی تعریف شد (Shmulevich *et al*., 2007; Li *et al*., 2013). این مدل را می‌توان به‌صورت رابطه (۱) بیان نمود:

$$F = t - \mathrm{p}\tan\xi - d \qquad (۱)$$

که در آن F (kPa)، t (kPa)، p (kPa)، ξ (°) و d (kPa) به‌ترتیب تابع تسلیم، تنش انحرافی، تنش نرمال، زاویه اصطکاک داخلی و هم‌چسبی ذرات ماده می‌باشند. همچنین تنش‌های نرمال (p) و انحرافی (t) به‌صورت رابطه‌های زیر بیان می‌شوند (Ibrahmi *et al*., 2015a; Jafari and TavakoliHashjin, 2016).

$$p = \frac{1}{3}\left(\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3\right) \qquad (۲)$$

$$t = \frac{1}{2}q\left[1 + \frac{1}{K} - \left(1 - \frac{1}{K}\right)\left(\frac{r}{q}\right)^3\right] \qquad (۳)$$

$$q = \left(\sigma_1 - \sigma_3\right) \qquad (۴)$$

$$r^3 = -\left(\sigma_1 - \sigma_3\right)^3 = -q^3 \qquad (۵)$$

که در رابطه (۳)، K عبارت از نسبت تنش تسلیم فشاری به تنش تسلیم در آزمون تست سه محوری می‌باشد (۰/۷۷۸≤K≤۱) (ABAQUS, 2016). همچنین در روابط (۳)، (۴) و (۵)، q تنش معادل وون مایسز و r^3 نیز عکس تنش انحرافی می‌باشند.

1- Finite element method (FEM)

2- Elasto-plastic

پارامترهای مورد استفاده برای شبیه‌سازی خاک در این پژوهش که توسط Ibrahmi *et al.*, (2015a) ارائه شده بودند، در جدول ۳ نشان داده شده‌اند.

جدول ۳- ویژگی‌های فیزیکی و مکانیکی به‌کار برده شده در شبیه‌سازی خاک

Table 3- Physical and mechanical properties used in soil simulation

ویژگی‌ها **Properties**	واحد **Unit**	مقدار **Value**
مدول کشسانی Young modulus	MPa	7.50
تنش پیش تراکمی Precompression stress	MPa	0.14
نسبت پواسون Poison’s ratio	——	0.30
چگالی ظاهری Density	kg.m^{-3}	1.60
زاویه اصطکاک داخلی Internal friction angle	degree	44
هم‌چسبی ذرات خاک Cohesion	kPa	4.08
زاویه اصطکاک داخلی دراکر-پراگر Internal friction angle Drucker-Prager	degree	30.25
نسبت تنش جریان Flow stress ratio	——	1
زاویه اتساع Dilatation angle	degree	0

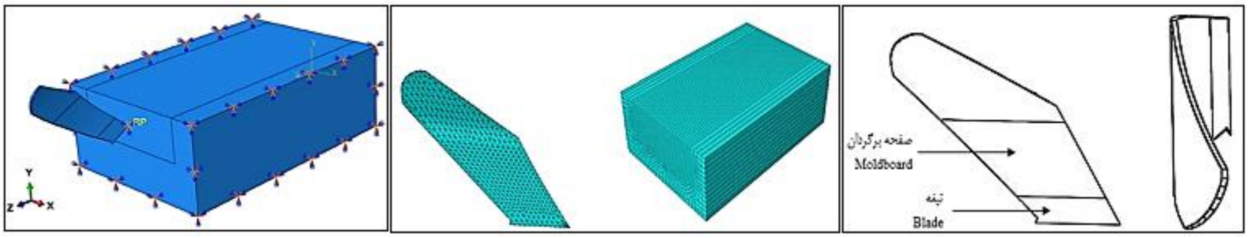
با توجه به گسیخته شدن خاک هنگام عبور گاوآهن و جهت جلوگیری از انباشته شدن المان‌ها در جلوی گاوآهن و پیغام خطا از نرم‌افزار، از آسیب برشی[1] در تعریف خصوصیات خاک استفاده گردید. در این بخش، آستانه جابه‌جایی در شکست تعریف شد که نرم‌افزار با رسیدن کرنش شکست المان‌های خاک به مقدار بیشینه، آن‌ها را به‌صورت خودکار از تحلیل حذف می‌نمود. به‌منظور المان‌بندی خاک و گاوآهن برگرداندار، به‌دلیل منظم بودن شکل جعبه خاک از المان C3D8R که یک المان مکعبی سه‌بعدی می‌باشد، برای المان‌بندی آن استفاده گردید (شکل ۳-B). در بخش‌هایی از خاک که پیش‌بینی می‌شد در اثر تماس با ابزار خاک‌ورز در معرض گسیختگی قرار گیرند، شبکه‌بندی ریزتر[2] نیز انجام شد. همچنین برای المان‌بندی گاوآهن برگرداندار به‌دلیل نامنظم بودن شکل آن، از المان C3D10 که یک المان هرمی سه‌بعدی می‌باشد، استفاده گردید (شکل ۳-B). برای خاک ۶۹۰۷۵ اِلمان و برای تیغه ۲۶۷۱ اِلمان به‌وجود آمد. پس از المان‌بندی، مونتاژ ابزار و خاک انجام شد و موقعیت آن‌ها طوری انتخاب گردید که گاوآهن برگرداندار در ابتدای جعبه خاک و در عمق مورد نظر قرار گرفت (شکل ۳-C).

1- Shear damage
2- Node region

به‌دلیل این‌که گاوآهن در حال حرکت درون خاک است و تنش‌های بین خاک و گاوآهن در هر زمان از جابه‌جایی می‌تواند متفاوت باشند، از حل‌کننده دینامیکی[3] برای استفاده از اثر زمان بر نیروها و تنش‌ها استفاده گردید (Jafari and TavakoliHashjin, 2016) و زمان آن ۶ ثانیه در نظر گرفته شد. اصطکاک بین خاک و ابزار خاک‌ورز نیز با رفتار مماسی و نوع تماس عمومی با ضریب اصطکاک[4] ۰/۳۸ تعریف شد (Ibrahmi *et al.*, 2015a). زمانی که اصطکاک بین یک جسم صلب و یک جسم تغییر شکل‌پذیر تعریف می‌شود، جسم صلب به‌عنوان سطح پایه و جسم تغییر شکل‌پذیر به‌عنوان هدف انتخاب می‌گردد (Abo-Elnor, 2004; Ibrahmi *et al.*, 2015a; Jafari and TavakoliHashjin, 2016). به همین دلیل چون هدف، فرو رفتن ابزار در خاک بود، لذا برای سطوحی از ابزار که در تماس مداوم با خاک قرار داشتند، اصطکاک سطح به سطح[5] استفاده شد. به نحوی که سطوحی از گاوآهن به‌عنوان سطح پایه و بخشی از خاک که در تماس با گاوآهن قرار داشت، به‌عنوان هدف انتخاب گردید. شرایط مرزی[1] در این مسئله به این صورت

3- Dynamic Explicit
4- Friction coefficient
5- Surface to surface

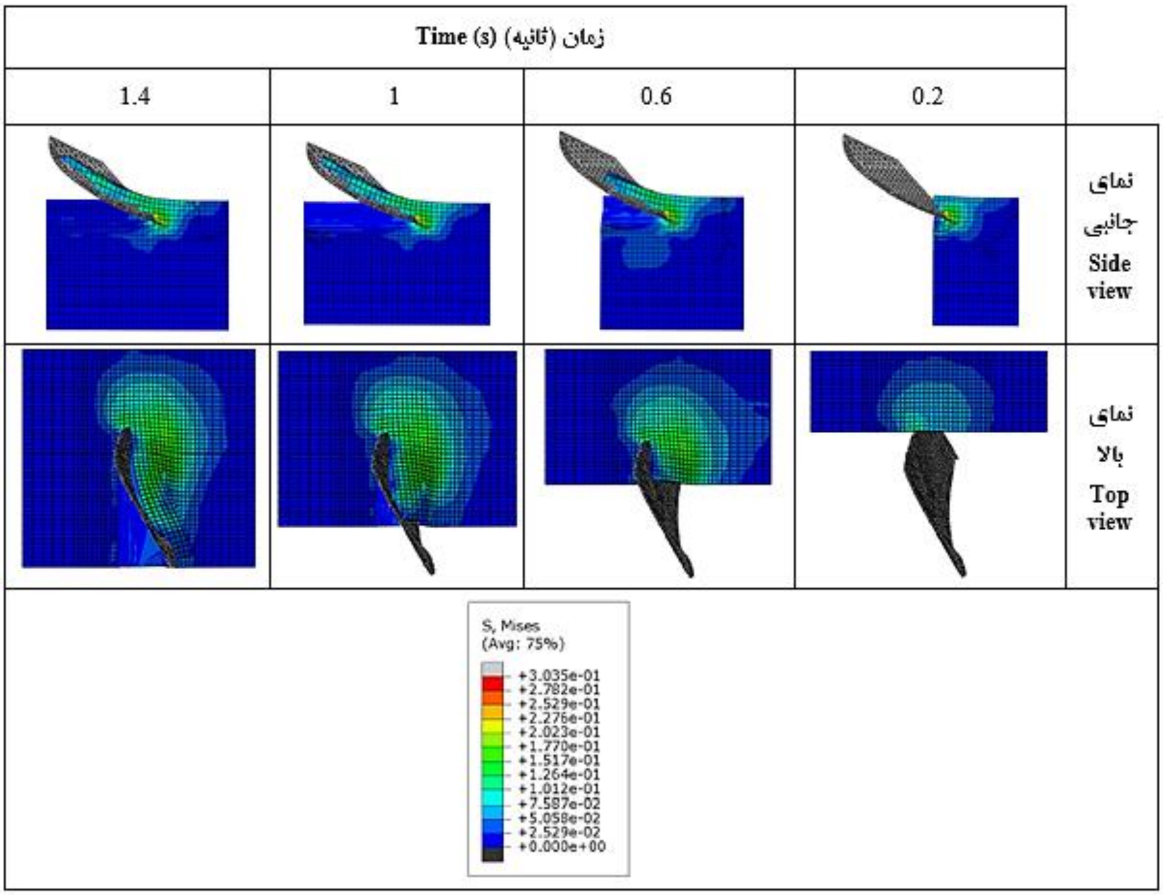
اعمال شدند که وجه پایینی و وجوه جانبی خاک در تمامی جهت‌ها ثابت گردید. نقطه مرجع ابزار خاک‌ورز در تمامی جهت‌ها به غیر از جهت z که جهت حرکت ابزار بود، نیز ثابت شد (شکل ۳-C). پس از انجام تمام مراحل ذکر شده، برنامه مورد نظر اجرا گردید (شکل ۴) و پس از طی عملیات شبیه‌سازی برهم‌کنش گاوآهن برگرداندار و خاک، نتایج نیروهای پیش‌بینی شده وارد بر گاوآهن برگرداندار در حین انجام عملیات خاک‌ورزی استخراج گردید.



(C) (B) (A)

شکل ۳- A- صفحه برگردان به‌دست آمده در نرم‌افزار طراحی، B- المان‌بندی خاک و گاوآهن برگردان‌دار، C- مونتاژ گاوآهن برگردان‌دار و خاک و قیدهای ایجاد شده

Fig.3. A- Moldboard obtained in the design software, B- Element of soil and moldboard plough, C- Assembly of moldboard plough and soil and constraints created



شکل ٤- اجرای عملیات شبیه‌سازی برهم‌کنش گاوآهن برگرداندار و خاک و همچنین نمایش ترازهای تنش

Fig.4. Simulation of moldboard plough and soil interaction, as well as display of stress levels

1- Boundary conditions

پارامترهای توصیفی آماری

برای بررسی آماری داده‌های به‌دست آمده از شبیه‌سازی عملیات خاک‌ورزی گاوآهن برگرداندار تحت تأثیر تیمارهای مورد نظر در این پژوهش، از برخی پارامترهای توصیفی آماری نظیر میانگین، انحراف معیار، ضریب تغییرات و ضریب غیر یکنواختی استفاده شد. این پارامترها دیدی کلی از داده‌های به‌دست آمده و همچنین صحت و دقت آن‌ها را از نظر آماری بیان می‌کنند. پارامترهای آماری میانگین، انحراف معیار، ضریب تغییرات و ضریب غیر یکنواختی در روابط (۶) تا (۹) بیان شده‌اند (Shafaei and Kamgar, 2017).

$$M=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{i=N}F_i \qquad (۶)$$

$$SD=\frac{1}{N}\sqrt{\sum_{i=1}^{i=N}\left(F_i-M\right)} \qquad (۷)$$

$$CV=\frac{SD}{M}\times 100 \qquad (۸)$$

$$CNU=\left[\frac{1}{M}\left(F_{max}-F_{min}\right)\right]\times 100 \qquad (۹)$$

در روابط (۶) تا (۹)، M، N، F_i، SD، CV، CNU، F_{min} و F_{max} به‌ترتیب میانگین داده‌ها، تعداد داده‌ها، نیروی به‌دست آمده (نیروی کششی، نیروی عمودی یا نیروی جانبی)، انحراف معیار، ضریب تغییرات، ضریب غیر یکنواختی[۱]، کمترین مقدار نیرو و بیشترین مقدار نیرو می‌باشند.

مدل‌سازی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار

در این قسمت برای مدل‌سازی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار، از دو روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. به دلیل این‌که این دو روش، توانایی بالایی برای پیش‌بینی روابط خطی و غیر خطی در بین متغیرهای مورد نظر دارند، می‌توان آن‌ها را از نظر کاربردی با یکدیگر مقایسه نمود (Maran and Priya, 2015). به همین دلیل، توانایی دو روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار سنجیده و سپس با یکدیگر مقایسه شدند و در آخر مناسب‌ترین روش از نظر بیشترین توانایی برای پیش‌بینی متغیرها، انتخاب گردید.

مدل‌سازی به روش سطح پاسخ

یکی از روش‌هایی که برای مدل‌سازی متغیرهای آزمایشی در این پژوهش استفاده شد، روش سطح پاسخ[۲] بود. این روش یکی از روش‌های طراحی آزمایش می‌باشد (Mostafaei *et al.*, 2016). برای بهره‌گیری از این روش از نرم‌افزار Design-Expert 7.0.0 در این پژوهش استفاده شد. به دلیل این‌که عملیات خاک‌ورزی به‌صورت شبیه‌سازی شده انجام گرفته بود، عملاً تکراری برای آزمایش‌های مد نظر وجود نخواهد داشت. بنابراین می‌بایست تمام داده‌های موجود برای مدل‌سازی به‌کار گرفته می‌شدند. به همین خاطر در روش سطح پاسخ از طرح Historical Data استفاده گردید. با توجه به این‌که در روش سطح پاسخ برای مدل کردن هر یک از متغیرهای آزمایشی سه سطح و یا بیشتر از آن متغیر نیاز است (Mostafaei *et al.*, 2016)، در این پژوهش نیز از ابتدا برای هر متغیر آزمایشی، پنج سطح در نظر گرفته شد. پس از وارد کردن سطوح و متغیرهای آزمایشی، داده‌های به‌دست آمده از شبیه‌سازی عملیات خاک‌ورزی گاوآهن برگرداندار به‌ترتیب در نرم‌افزار وارد شدند. بر اساس شاخص‌های آماری نظیر ضریب تعیین (R^2)، ضریب تعیین معادل[۳] (R^2a) و ضریب تعیین جزئی[۴] (R^2p) که از داده‌های وارد شده در نرم‌افزار به‌دست آمدند، بهترین مدل از بین مدل‌های خطی، دوفاکتوره و درجه دوم برای مدل‌سازی نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار به روش سطح پاسخ انتخاب گردید. سپس به‌صورت کلی معادله‌ای که از طرح مورد نظر برای هر یک از نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار به‌دست آمد به‌صورت رابطه (۱۰) بود.

$$y=\beta_0+\sum_{i=1}^{3}\beta_i X_i+\sum_{i=1}^{3}\beta_i X_{ii}^2+\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=i+1}^{3}\beta_{ij}X_iX_j \qquad (۱۰)$$

در این رابطه، y پاسخ پیش‌بینی شده (متغیرهای وابسته)، β_0 ضریب ثابت، β_i ضریب خطی برای تیمارهای آزمایش، β_{ii} ضریب تأثیر درجه دوم، β_{ij} ضریب تأثیر متقابل و X_i و X_j متغیرهای مستقل می‌باشند (Mostafaei *et al.*, 2016). رابطه‌ی بین متغیرهای مستقل و اثرات متقابل آن‌ها در مدل با متغیرهای وابسته به کمک آنالیز واریانس به‌طور جداگانه برای هر متغیر وابسته، مورد بررسی قرار گرفتند و صفاتی که معنی‌دار نشده بودند، از روند مدل‌سازی حذف و بقیه صفات معنی‌دار شده برای مدل‌سازی نیروهای مورد نظر، در مدل مورد استفاده قرار گرفتند. پس از انجام تمام مراحل، مدل‌ها برای نیروهای کششی، عمودی و جانبی به‌طور مجزا به‌دست آمدند.

مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی

روش دیگری که برای مدل‌سازی در این پژوهش به‌کار گرفته شد، روش شبکه عصبی مصنوعی بود. جهت مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی، پارامترهای ورودی (عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی) و خروجی (نیروی‌های کششی، عمودی و جانبی) در این پژوهش، از یک شبکه عصبی چند لایه[۵] به نام شبکه عصبی انتشار برگشتی[۶] استفاده شد. پس از انجام محاسبات با ساختارهای

1- Ccoefficient of non-uniformity
2- Response surface methodology (RSM)
3- Adjusted determination of coefficient
4- Partial determination of coefficient
5- Multi layer perceptron
6- Neural network of back propagation

مختلف شبکه عصبی و محاسبه خطا، آموزش شبکه عصبی انتشار برگشتی با دو لایه پنهان که تابع انتقال و الگوریتم بهینه‌سازی آن به‌ترتیب سیگموئیدی[1] و لونبرگ-مارکوارت[2] بودند، انجام شد. در لایه پنهان اول و دوم به‌ترتیب ۶ و ۸ نورون به‌کار برده شد. ساختار کلی شبکه انتشار برگشتی به‌کار گرفته شده در این پژوهش به‌صورت طرح‌واره در شکل ۵ نشان داده شده است.

شبکه بر اساس دو لایه پنهان با دو متغیر ورودی و سه پارامتر خروجی توسعه داده شد. داده‌های ورودی به‌صورت یکپارچه به شبکه ارائه شدند و به منظور کاهش خطای کلی، شبکه انتشار برگشتی چند بار تکرار شد (Bishop, 2006). چندین پارامتر وجود دارد که می‌تواند کارآیی شبکه را برای پیش‌بینی، تحت تأثیر قرار دهد. بنابراین برای دستیابی به بهترین ساختار شبکه با بیشترین توان پیش‌بینی، ترکیبی از پارامترها (ورودی و خروجی توابع انتقال، تعداد نورون‌ها در لایه پنهان و تعداد دوره‌های آموزش شبکه) با استفاده از روش آزمون و خطا تنظیم شد (Shafaei *et al*., 2018). جهت اعتبارسنجی مدل از روش اعتبارسنجی متقابل[3] (ضربدری) چند لایه‌ای (k=5) استفاده گردید.

ارزیابی عملکرد مدل‌های به‌دست آمده و انتخاب بهترین مدل

مدل‌هایی که در این پژوهش برای پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار به‌دست آمد، با استفاده از معیارهای عملکردی آماری مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای تعیین دقت مدل‌سازی و تجزیه و تحلیل رگرسیونی از ضریب تعیین (R^2) بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده، استفاده شد (رابطه ۱۱). همچنین برای تعیین میانگین مطلق و نسبی خطای مدل‌سازی از ریشه میانگین مربعات خطای تخمین زده شده (RMSE[4]) و میانگین خطای تخمین زده شده (MRDM[5]) استفاده گردید (روابط (۱۲) و (۱۳)) (Hosseini *et al*., 2016; Mostafaei *et al*., 2016; Shafaei *et al*., 2018).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{i=N}(F_{act,i} - \bar{F}) - \sum_{i=1}^{i=N}(F_{act,i} - F_{pre,i})}{\sum_{i=1}^{i=N}(F_{act,i} - \bar{F})} \quad (۱۱)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{i=N}(F_{pre,i} - F_{act,i})^2} \quad (۱۲)$$

$$MRDM = \left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{i=N}\left(\frac{|F_{pre,i} - F_{act,i}|}{F_{act,i}}\right)\right] \times 100 \quad (۱۳)$$

در این روابط $F_{act,i}$، $F_{pre,i}$، $\bar{F}$ به‌ترتیب نیروی واقعی وارد بر گاوآهن برگردان‌دار، نیروی پیش‌بینی شده وارد بر گاوآهن برگردان‌دار و میانگین نیروهای مورد نظر می‌باشند. برای انتخاب بهترین روش از بین روش‌های سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نیروهای کششی، عمودی و جانبی وارد بر گاوآهن برگردان‌دار، مقایسه‌هایی بین معیارهای عملکردی آماری که برای تمام مدل‌ها به‌دست آمده بود، انجام گرفت. بهترین مدل با بالاترین توانایی در بین مدل‌های به‌دست آمده در این پژوهش برای پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار بر اساس بالاترین ضریب تعیین (R^2) و کمترین مقدار RMSE و MRDM یافت شد.

نتایج و بحث

توصیف‌های آماری

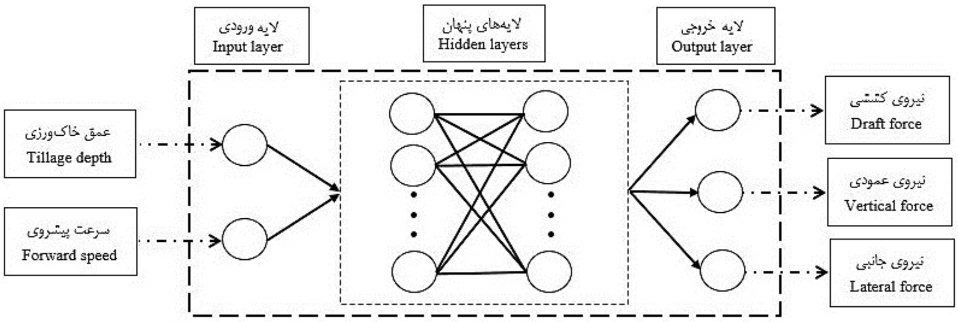
در جدول ۴، پارامترهای توصیفی آماری برای نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار به‌دست آمده در شبیه‌سازی عملیات خاک‌ورزی نشان داده شده‌اند که در آن، حداقل و حداکثر مقدار نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار به‌ترتیب در پایین‌ترین سطح (عمق خاک‌ورزی ۵ سانتی‌متر و سرعت پیشروی ۱ متر بر ثانیه) و بالاترین سطح (عمق خاک‌ورزی ۲۵ سانتی‌متر و سرعت پیشروی ۳ متر بر ثانیه) از متغیرهای آزمایشی اعمال شده، به‌دست آمدند. مقادیر ضریب تغییرات و ضریب غیر یکنواختی نشان می‌دهند که داده‌ها پراکندگی زیادی از متوسط خود نداشته و نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار، تحت تأثیر سطوح مرتبط با عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی قرار داشته‌اند.

مدل‌های به‌دست آمده به روش سطح پاسخ

در جدول ۵، شاخص‌های آماری که برای انتخاب بهترین مدل رگرسیونی به‌کار گرفته شد، نشان داده شده‌اند. بر طبق این جدول، سه نوع مدل خطی، دو فاکتوره و درجه دوم تعریف شده است که بر اساس شاخص‌های آماری R^2، R^2a و R^2p با هم مقایسه گردیده‌اند. بر اساس نتایجی که از شاخص‌های آماری به‌دست آمد، تمام این شاخص‌ها برای مدل درجه دوم در بین دیگر مدل‌های موجود در جدول ۵، دارای مقدار حداکثر بودند. به همین دلیل مدل درجه دوم برای مدل‌سازی و همچنین پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار طبق شاخص‌های آماری، از عملکردی بهتری برخوردار بود که در بین دیگر مدل‌ها برای مدل‌سازی انتخاب گردید.

در جدول ۶، تجزیه واریانس تمام متغیرهای مورد استفاده در مدل درجه دوم با نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار نمایش داده شده است. طبق این جدول، برای نیروی کششی، اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی و برای نیروی جانبی نیز مجذور سرعت پیشروی معنی‌دار نشده است که از روند مدل‌سازی برای نیروهای مذکور به‌دلیل معنی‌دار نبودن، حذف گردیدند.

1- Sigmoid function
2- Levenberg-Marquardt
3- K-fold cross validation
4- Root mean square error
5- Mean relative deviation modulus



شکل ۵- طرح‌واره کلی از ساختار شبکه عصبی مصنوعی به‌کار رفته در این پژوهش
Fig.5. The general scheme of the artificial neural network structure used in this research

جدول ٤- پارامترهای توصیفی آماری به‌دست آمده از داده‌های شبیه‌سازی عملیات خاک‌ورزی
Table 4- Descriptive statistics parameters obtained from simulation data of tillage operations

نیروها Forces	میانگین داده‌ها Mean of used data (kN)	انحراف معیار Standard deviation (kN)	کمترین مقدار Minimum value (kN)	بیشترین مقدار Maximum value (kN)	ضریب تغییرات Coefficient of variation (%)	ضریب غیر یکنواختی Coefficient of non-uniformity (%)
نیروی کششی Draft force	9.13	3.21	4.89	14.62	4.09	106.57
نیروی عمودی Vertical force	6.89	2.47	4.02	12.75	2.19	126.71
نیروی جانبی Lateral force	4.36	1.32	2.59	7.35	3.20	109.17

جدول ۵- نتایج شاخص‌های آماری برای انتخاب بهترین مدل در بین مدل‌های روش سطح پاسخ
Table 5- Statistical index results for choice best model between response surface methodology models

مدل‌ها Models	نیروی کششی Draft force			نیروی عمودی Vertical force			نیروی جانبی Lateral force		
	R^2	R^2a	R^2p	R^2	R^2a	R^2p	R^2	R^2a	R^2p
خطی Linear	0.90	0.89	0.67	0.94	0.93	0.89	0.89	0.87	0.78
دوفاکتوره 2FI	0.91	0.88	0.77	0.94	0.92	0.75	0.89	0.86	0.51
درجه دوم Quadratic	0.97	0.95	0.83	0.99	0.98	0.94	0.98	0.97	0.84

برای مدل‌سازی نیروی کششی گاوآهن برگرداندار از متغیرهای عمق خاک‌ورزی (X_1)، سرعت پیشروی (X_2) و مجذور متغیرهای عمق خاک‌ورزی (X_1^2) و سرعت پیشروی (X_2^2) به دلیل معنی‌دار بودن در رابطه با نیروی کششی (جدول ۶)، استفاده گردید. مدل به‌دست آمده با استفاده از روش سطح پاسخ برای پیش‌بینی نیروی کششی گاوآهن برگرداندار در رابطه (۱۴) نشان داده شده است. معیارهای عملکردی آماری برای مدل نیروی کششی R^2 =۰/۹۸۷، RMSE =۰/۳۲۵ kN و MRDM =۲/۳۵۲ ٪ به‌دست آمد. رابطه (۱۵)، مدل به‌دست آمده از روش سطح پاسخ برای پیش‌بینی مقادیر نیروی عمودی وارد بر گاوآهن برگرداندار می‌باشد. در این مدل متغیرهای عمق خاک‌ورزی (X_1)، سرعت پیشروی (X_2)، اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی (X_1X_2) و همچنین مجذور متغیرهای عمق خاک‌ورزی (X_1^2) و سرعت پیشروی (X_2^2) به دلیل معنی‌دار بودن در رابطه با نیروی عمودی (جدول ۶)، در این مدل گنجانده شدند. معیارهای عملکردی آماری R^2، RMSE و MRDM برای مدل نیروی عمودی به‌ترتیب ۰/۹۸۳، kN ۰/۳۱۹ و ٪ ۴/۲۴۵ به‌دست آمدند. مدلی که از روش سطح پاسخ برای پیش‌بینی نیروی جانبی وارد بر گاوآهن برگرداندار به‌دست آمد، در رابطه (۱۶) نشان داده شده است.

جدول ٦- تجزیه واریانس نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار

Table 6- Analysis of variance (ANOVA) of forces on moldboard plough

متغیرهای مدل Model treatments	درجه آزادی Degree of freedom	مجموع مربعات Sum of square نیروی کششی Draft force	 نیروی عمودی Vertical force	 نیروی جانبی Lateral force
مدل Model	5	51.63**	25.26**	11.03**
X_1	1	43.85**	21.55**	8.50**
X_2	1	4.32**	2.47**	1.53**
X_1X_2	1	0.15ns	0.81*	0.051*
X_1^2	1	1.37*	0.34*	0.63**
X_2^2	1	0.71*	0.42**	0.049ns
عدم برازش Lack of fit	3	1.24ns	0.14ns	0.17ns
مانده‌ها Residuals	7	1.41	0.20	0.19
خطا Error	12	53.03	25.46	11.21

** = P ≤ 0.01, * = P ≤ 0.05, ns = non-significant.

بر اساس جدول ۶، عمق خاک‌ورزی (X_1)، سرعت پیشروی (X_2)، اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی (X_1X_2) و همچنین مجذور متغیر عمق خاک‌ورزی (X_1^2) بر نیروی جانبی معنی‌دار شده‌اند. به همین دلیل از این متغیرهای معنی‌دار برای مدل‌سازی نیروی جانبی استفاده شد. معیارهای عملکردی آماری که برای مدل نیروی جانبی به‌دست آمد، R^2=۰/۹۷۱، RMSE=۰/۱۳۵ kN و MRDM=۲/۶۸۹٪ بودند.

$$\text{Draft force} = 3.71320 + 0.14357\,X_1 - 0.31423\,X_2 + 0.00992\,X_1^2 + 0.25886\,X_2^2 \quad (۱۴)$$

$$\text{Vertical force} = 6.14160 - 0.27614\,X_1 - 1.23100\,X_2 + 0.0.047480\,X_1X_2 + 0.016789\,X_1^2 + 0.29200\,X_2^2 \quad (۱۵)$$

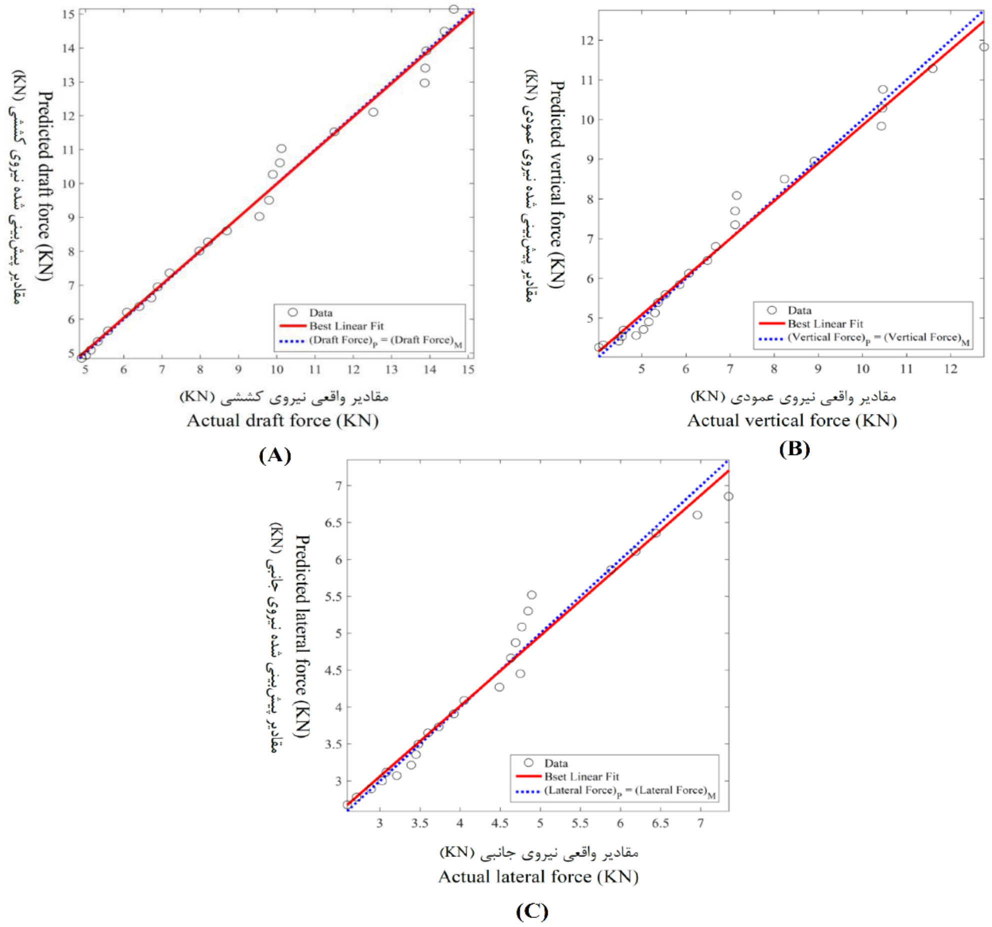
$$\text{Lateral force} = 2.69840 - 0.057509\,X_1 + 0.089000\,X_2 + 0.018520\,X_1X_2 + 0.006515\,X_1^2 \quad (۱۶)$$

شکل‌های (A-۶)، (B-۶) و (C-۶)، به‌ترتیب نشان‌دهنده مطاقبت خوب بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده نیروهای کششی، عمودی و جانبی توسط مدل می‌باشد. براساس دلایلی همچون مطابقت مناسب بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده‌ی نیروهای کششی، عمودی و جانبی، مقادیر خوب معیارهای عملکردی آماری مربوط به این مدل‌ها و همچنین معنی‌دار نشدن عدم برازش مدل‌های مورد نظر (جدول ۶)، می‌توان گفت که رابطه‌های (۱۴)، (۱۵) و (۱۶) به‌خوبی و با دقت نسبتاً بالا و مناسبی می‌توانند مقادیر نیروی‌های وارد بر گاوآهن برگرداندار را پیش‌بینی کنند. دلیل این دقت نسبتاً بالا را می‌توان استفاده از طرح Historical data بیان نمود، چرا که در این طرح از درصد بالایی از مقادیر داده‌ها برای مدل‌سازی استفاده می‌شود. با همین دلیل دقت مدل‌ها برای پیش‌بینی مقادیر مد نظر بالا می‌رود. همچنین برخی از پژوهشگران نیز در پژوهش‌های خود دقت نسبتاً بالای روش سطح پاسخ را تأیید کرده‌اند (Maran and Priya., 2015; Mostafaei *et al*., 2016).

مدل‌های به‌دست آمده به روش شبکه عصبی مصنوعی

معیارهای عملکردی آماری R^2، RMSE و MRDM برای مدل نیروی کششی که توسط شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمد به‌ترتیب ۰/۹۹۸، ۰/۱۸۹ kN و ۱/۷۵۲٪ بودند. همچنین این معیارها برای نیروی عمودی به‌ترتیب ۰/۹۹۶، ۰/۱۴۱ kN و ۳/۷۶۹٪ و برای نیروی جانبی به‌ترتیب ۰/۹۹۸، ۰/۱۲۲ kN و ۱/۹۵۶٪ بودند. همچنین با توجه به نمودارهای برازش نیروهای واقعی و پیش‌بینی شده که برای نیروهای کششی، عمودی و جانبی به‌دست آمد، می‌توان مطابقت و همبستگی مناسب را در بین داده‌ها مشاهده نمود (شکل‌های A-۷، B-۷، C-۷). با توجه به مقادیر مناسب معیارهای عملکردی آماری و همچنین مطابقت مناسب بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده،

می‌توان گفت که شبکه عصبی مصنوعی به‌خوبی و با دقت بالایی توانست نیروهای کششی، عمودی و جانبی وارد بر گاوآهن برگردان‌دار را پیش‌بینی کند. دلیل این پیش‌بینی با دقت بالا، ماهیت شبکه عصبی است که می‌تواند به خوبی رابطه‌های غیر خطی را پیش‌بینی کند (Mostafaei *et al*., 2016). نتایجی که در این بخش به‌دست آمد، با نتایج سایر پژوهشگران که بیان نمودند شبکه عصبی به خوبی قادر به پیش‌بینی مقادیر مورد نظر است، مطابقت دارد (Taghavifar and Mardani, 2014a; Taghavifar and Mardani, 2014b; Shafaei *et al*., 2018).



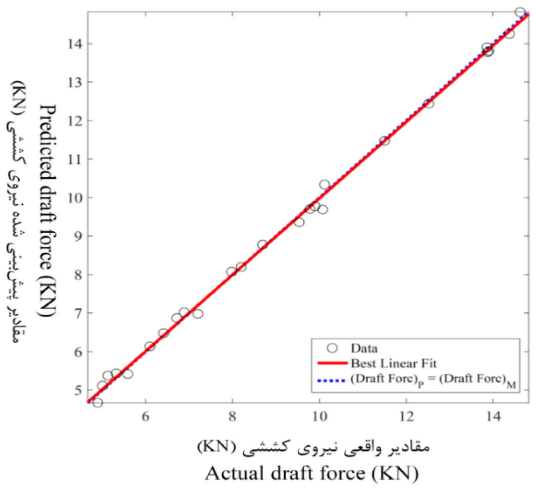
شکل ٦– نمودار مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط روش سطح پاسخ: A– نیروی کششی، B– نیروی عمودی و C– نیروی جانبی

Fig.6. Mapping between predicted and actual values by Response surface methodology: A- Draft force, B- Vertical force, C- Lateral force

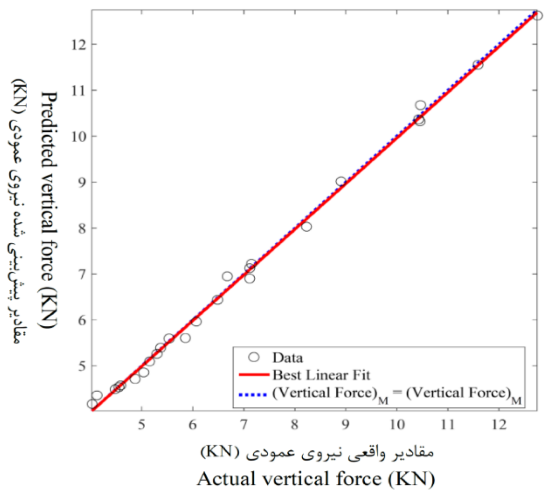
مقایسه مدل‌های به‌دست آمده به کمک روش‌های سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی

معیارهای عملکردی آماری به‌دست آمده برای روش‌های سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای نیروهای کششی، عمودی و جانبی در شکل ۸ نشان داده شده‌اند. مقادیر معیارهای عملکردی آماری به‌دست آمده، نشان‌دهنده‌ی توانایی دو روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نیروهای مورد نظر می‌باشند. اما با مقایسه‌ی معیارهای عملکردی در بین دو روش مذکور، مشاهده می‌شود که ضریب تعیین مدل‌های به‌دست آمده برای تمام نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار به روش شبکه عصبی مصنوعی بالاتر از روش سطح پاسخ بود. همچنین دیگر معیارهای عملکردی آماری مانند RMSE و MRDM نیز برای روش شبکه عصبی مصنوعی کمتر از روش سطح پاسخ بود. با این تفاسیر می‌توان گفت که روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش سطح پاسخ در پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار از دقت نسبتاً بالاتری برخوردار می‌باشد (Mostafaei *et al*., 2016). یکی از دلایل بهتر بودن شبکه عصبی مصنوعی، قابلیت یادگیری آن (مبتی بر هوش مصنوعی) برای تخمین رابطه‌ی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها هنگامی که ذات مسأله

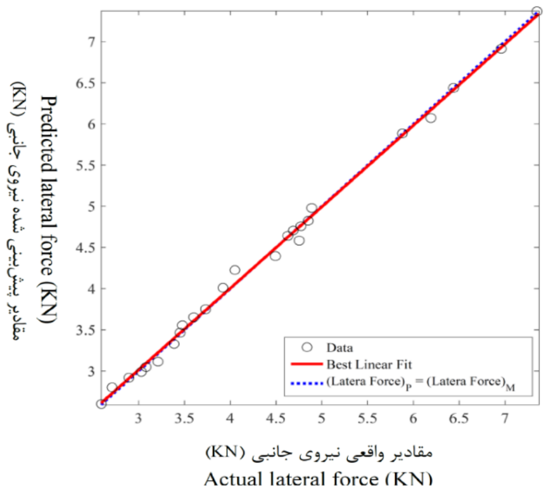
غیرخطی می‌باشد. در صورتی که روش سطح پاسخ محدود به چند جمله‌ای‌های مرتبه دوم است (Maran and Priya, 2015; Sarve *et al.*, 2015; Mostafaei *et al.*, 2016). دیگر پژوهشگران نیز که از شبکه عصبی مصنوعی در پژوهش‌های خود استفاده نموده و یا آن را با مدل‌های ریاضی دیگری مقایسه نموده‌اند، بیان کرده‌اند که شبکه عصبی به‌خوبی قادر به پیش‌بینی مقادیر بوده و از دیگر روش‌ها عملکرد مناسب‌تری داشته است (Roul *et al.*, 2009; Taghavifar *et al.*, 2013; Taghavifar and Mardani, 2014a; Taghavifar and Mardani, 2014b; Shafaei *et al.*, 2018).



(A)



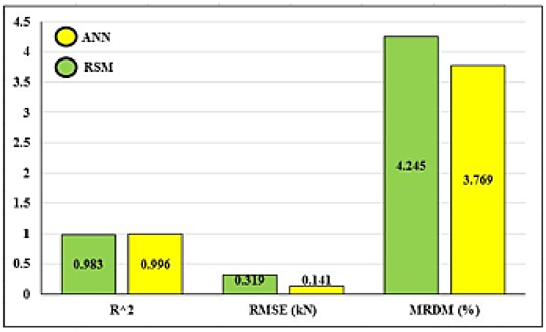
(B)



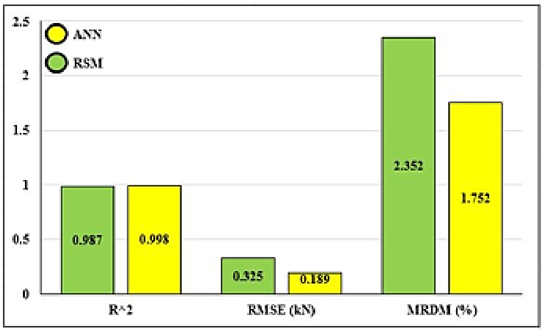
(C)

شکل ۷– نمودار مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی: A– نیروی کششی، B– نیروی عمودی و C– نیروی جانبی

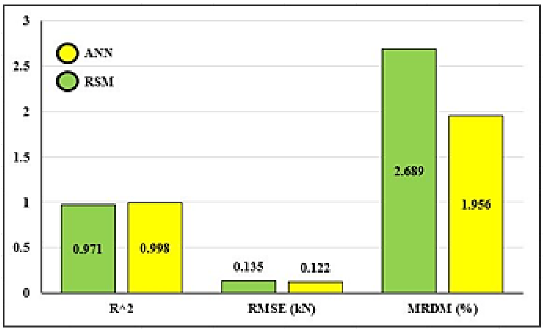
Fig.7. Mapping between predicted and actual values by Artificial Neural Network: A- Draft force, B- Vertical force, C- Lateral force



(B)



(A)



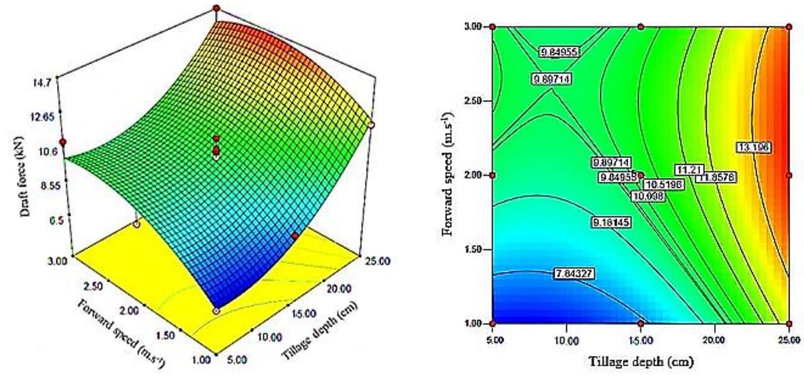
(C)

شکل ۸- پارامترهای عملکردی آماری به‌دست آمده برای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و روش سطح پاسخ برای: A- نیروی کششی، B- نیروی عمودی، C- نیروی جانبی. (ANN: شبکه عصبی مصنوعی؛ RSM: روش سطح پاسخ)

Fig.8. Statistical performance criteria obtained for the ANN and RSM models for the: A- Draft force, B- Vertical force, C- Lateral force. (ANN: Artificial neural network; RSM: Response surface methodology)

بررسی نیروهای وارد بر گاوآهن برگردان‌دار

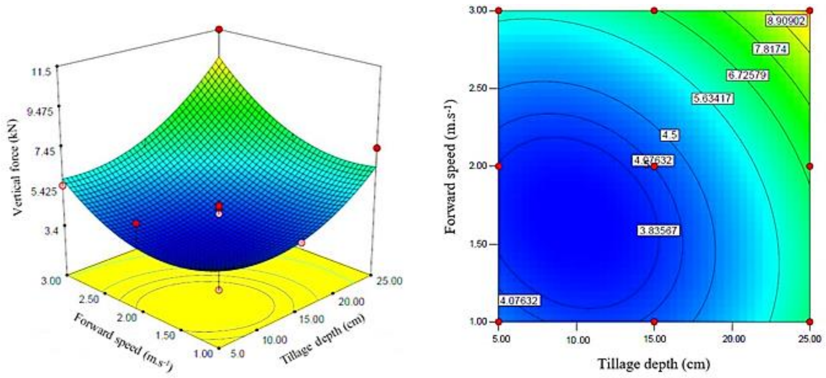
اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی بر نیروهای کششی، عمودی و جانبی گاوآهن برگرداندار به‌ترتیب در شکل‌های (۹)، (۱۰) و (۱۱)، نشان داده شده است. بر اساس این شکل‌ها، با افزایش عمق خاک‌ورزی، افزایش سرعت پیشروی و یا افزایش همزمان عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی، به‌صورت غیر خطی نیروهای مورد نظر وارد بر گاوآهن برگرداندار نیز افزایش یافته‌اند. به همین منظور، با افزایش عمق خاک‌ورزی از ۵ تا ۲۵ سانتی‌متر و سرعت پیشروی از ۱ تا ۳ متر بر ثانیه، مقادیر نیروهای کششی، عمودی و جانبی از کمترین مقدار تا بیشترین مقدار به‌ترتیب ۶۶/۵۵٪، ۶۸/۴۷٪ و ۶۴/۷۶٪ افزایش داشته‌اند. با افزایش عمق خاک‌ورزی، حجم خاکی که باید توسط گاوآهن برش داده و برگردان شود، افزایش می‌یابد. به همین دلیل مقاومت خاک در برابر حرکت گاوآهن بیشتر شده که باعث افزایش نیروی کششی، عمودی و جانبی گاوآهن برگرداندار می‌گردد. این نتایج با نتایج سایر پژوهشگران که اثر عمق بر نیرو را بررسی کرده بودند، مطابقت دارد (Sahu and Raheman, 2006; Al-Suhaibani and Ghaly, 2010; Ibrahmi *et al.*, 2015a; Ibrahmi *et al.*, 2015b; Ucgul *et al.*, 2017). همچنین با افزایش سرعت پیشروی، شتاب و سرعتی که از طرف گاوآهن به خاک وارد می‌گردد، افزایش یافته و خاک را با شتاب و سرعت بیشتری جابه‌جا و برگردان می‌کند. ذرات خاک در برابر این شتاب و جابه‌جایی سریع، واکنش نشان داده و مقاومت می‌کنند، به همین دلیل گاوآهن باید نیروی بیشتری برای غلبه بر مقاومت ذرات خاک اعمال کند که باعث افزایش نیروهای کششی، عمودی و جانبی می‌گردد. دیگر پژوهشگران نیز بیان کرده‌اند که با افزایش سرعت پیشروی، نیروهای وارد بر گاوآهن افزایش می‌یابد که نتایج به‌دست آمده در این پژوهش با نتایج این پژوهشگران مطابقت دارد (Sahu and Raheman, 2006; Godwin *et al.*, 2007; Al-suhaibani and Ghaly, 2010; Akbarnia *et al.*, 2014; Ibrahmi *et al.*, 2015a; Ibrahmi *et al.*, 2015b; Ucgul *et al.*, 2017).



(B) (A)

شکل ۹- (A) کانتور اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی بر نیروی کششی، (B) اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی بر نیروی کششی

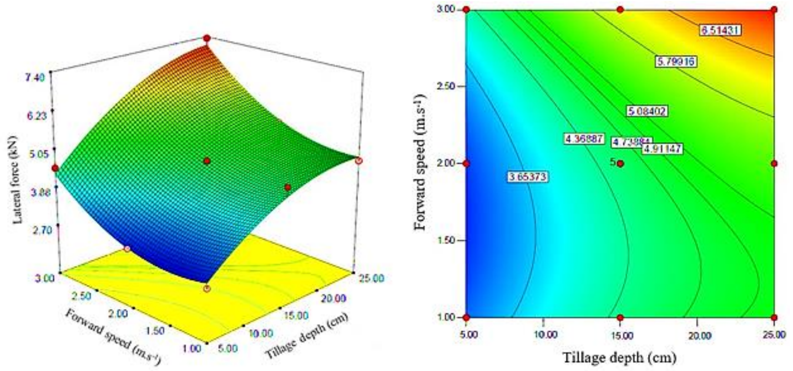
Fig.9. (A) Contour plat of the effect of interaction between the tillage depth and forward speed on draft force, (B) The effect of interaction between the tillage depth and forward speed on draft force



(B) (A)

شکل ۱۰- (A) کانتور اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی بر نیروی عمودی، (B) اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی بر نیروی عمودی

Fig.10. (A) Contour plat of the effect of interaction between the tillage depth and forward speed on vertical force, (B) The effect of interaction between the tillage depth and forward speed on vertical force



(B) (A)

شکل ۱۱- (A) کانتور اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی بر نیروی جانبی، (B) اثر متقابل عمق خاک‌ورزی و سرعت پیشروی بر نیروی جانبی

Fig.11. (A) Contour plat of the effect of interaction between the tillage depth and forward speed on lateral force, (B) The effect of interaction between the tillage depth and forward speed on lateral force

نتیجه‌گیری

با توجه به شاخص‌های آماری نظیر R^2، RMSE و MRDM که برای هر یک از مدل‌های به‌دست آمده توسط روش سطح پاسخ و روش شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمد، نتیجه نشان می‌دهد که این دو روش می‌توانند به خوبی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار را پیش‌بینی کنند. اما با مقایسه شاخص‌های آماری در بین این دو روش، نتیجه نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش دیگر عملکرد مناسب‌تری برای پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار دارد. نتایج داده‌های به‌دست آمده حاکی از آن است که با افزایش عمق خاک‌ورزی از ۵ تا ۲۵ سانتی‌متر و سرعت پیشروی از ۱ تا ۳ متر بر ثانیه، منجر به افزایش غیر خطی نیروهای کششی، عمودی و جانبی به‌ترتیب ٪۶۶/۵۵، ٪۶۸/۴۷ و ٪۶۴/۷۶ می‌شود. با توجه به تمام نتایجی که از پژوهش حاضر به‌دست آمد، می‌توان گفت که مدل‌های توسعه‌یافته به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی در این پژوهش یک ابزار خوب و قدرتمند برای پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار چه در عملیات مزرعه‌ای و چه در پژوهش‌های مرتبط به عملیات خاک‌ورزی با گاوآهن برگرداندار، می‌باشند. همچنین توصیه می‌گردد که از مدل‌های توسعه‌یافته در این پژوهش برای مدیریت عملیات خاک‌ورزی مانند انتخاب تراکتور مناسب، استفاده شود. با این حال نیز توصیه می‌گردد که سایر عوامل تأثیرگذار بر نیروها مانند زاویه‌های گاوآهن برگرداندار در مدل‌های آینده گنجانده شود تا توانایی مدل برای پیش‌بینی نیروهای وارد بر گاوآهن برگرداندار افزایش یابد.

References

1. ABAQUS. 2016. ABAQUS User's Manuals Version 6.12.1. ABAQUS Inc. Providence, RI.
2. Abo-Elnor, M., R. Hamilton, and J. Boyle. 2004. Simulation of soil-blade interaction for sandy soil using advanced 3D finite element analysis. Soil and Tillage Research 75 (1): 61-73.
3. AISI Standard. 2011. S905-08: Test methods for mechanically fastened cold-formed steel connections.
4. Akbarnia, A., A. Mohammadi, R. Alimardani, and F. Farhani. 2014. Simulation of draft force of winged share tillage tool using artificial neural network model. Agricultural Engineering International: CIGR Journal 16 (4): 57-65.
5. Al-Suhaibani, S., and A. E. Ghaly. 2010. Effect of plowing depth of tillage and forward speed on the performance of a medium size chisel plow operating in a sandy soil. American Journal of Agricultural and Biological Science.
6. Arvidsson, J., T. Keller, and K. Gustafson. 2004. Specific draught for moldboard plough, chisel plough and disc harrow at different water contents. Soil and Tillage Research 79: 221-231.
7. Bentaher, H., A. Ibrahmi, E. Hamza, M. Hbaieb, G. Kantchev, A. Maalej, and W. Arnold. 2013. Finite element simulation of moldboard–soil interaction. Soil and Tillage Research 134: 11-16.
8. Bishop, C. 2006. Pattern recognition and machine learning. USA: Springer.
9. Chen, Y., L. J. Munkholm, and T. Nyord. 2013. A discrete element model for soil–sweep interaction in three different soils. Soil and Tillage Research 126: 34-41.
10. Durairaj, C., and M. Balasubramanian. 1997. A method for dynamic measurement of soil failure patterns caused by tillage tools. Soil and Tillage Research 41: 115-121.
11. Godwin, R. J., M. J. O'Dogherty, C. Saunders, and A. T. Balafoutis. 2007. A force prediction model for mouldboard ploughs incorporating the effects of soil characteristic properties, plough geometric factors and ploughing speed. Biosystems Engineering 97 (1): 117-129.
12. Hosseini, M., S. A. Movahedi Naeini, A. A. Dehghani, and Y. Khaledian. 2016. Estimation of soil mechanical resistance parameter by using particle swarm optimization, genetic algorithm and multiple regression methods. Soil and Tillage Research 157: 32-42.
13. Ibrahmi, A., H. Bentaher, M. Hbaieb, A. Maalej, and A. Mouazen. 2015a. Study the effect of tool geometry and operational conditions on mouldboard plough forces and energy requirement: Part 1. Finite element simulation. Computers and Electronics in Agriculture 117: 258-267.
14. Ibrahmi, A., H. Bentaher, E. Hamza, A. Maalej, and A. Mouazen. 2015b. Study the effect of tool geometry and operational conditions on mouldboard plough forces and energy requirement: Part 2. Experimental validation with soil bin test. Computers and Electronics in Agriculture 117: 268-275.
15. Jafari, R., and T. TavakoliHashjin. 2016. Performance evaluation of modified Bentleg plow using finite element approach. Iran Agricultural Research 35 (1): 63-72.
16. Li, B., Y. Chen, and J. Chen. 2016. Modeling of soil–claw interaction using the discrete element method (DEM). Soil and Tillage Research 158: 177-185.
17. Maran, J. P., and B. Priya. 2015. Comparison of response surface methodology and artificial neural network approach towards efficient ultrasound-assisted biodiesel production from muskmelon oil. Ultrason Sonochem 23: 192-200.
18. Mckyes, E. 1985. Soil Cutting and Tillage. Elsevier Science Publishing Company Inc., 52 Vanderbilt Avenue, New York, NY 10017, USA.

19. Miron, R., D. Hrimiuc, H. Shimada, and S. V. Sabau. 2002. The geometry of Hamilton and Lagrange spaces. Kluwer academic publishers.
20. Mostafaei, M., H. Javadikia, and L. Naderloo. 2016. Modeling the effects of ultrasound power and reactor dimension on the biodiesel production yield: Comparison of prediction abilities between response surface methodology (RSM) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). Energy 115: 626-636.
21. Rahmatian, M., S. H. Karparvarfard, and M. A. Nematollahi. 2018. Prediction for optimizing performance of chisel blade used in combined tillage to obtain suitable effectiveness. Iranian Journal of Biosystem Engineering, 49 (1): 73-82. (In Farsi).
22. Roul, A. K., H. Raheman, M. S. Pansare, and R. Machavaram. 2009. Predicting the draught requirement of tillage implements in sandy clay loam soil using an artificial neural network. Biosystems Engineering 104: 476-485.
23. Salar, M. R., and S. H. Karparvarfard. 2017. Modeling and optimization of wing geometry effect on draft and vertical forces of winged chisel plow. Journal of Agricultural Machinery 7 (2): 468-479. (In Farsi).
24. Sahu, R. K., and H. Raheman. 2006. Draught prediction of agricultural implements using reference tillage tools in sandy clay loam soil. Biosystems Engineering 94 (2): 275-284.
25. Sarve, A., S. S. Sonawane, and M. N. Varma. 2015. Ultrasound assisted biodiesel production from sesame (*Sesamum indicum* L.) oil using barium hydroxide as a heterogeneous catalyst: comparative assessment of prediction abilities between response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN). Ultrason Sonochem 26: 218-28.
26. Shafaei, S. M., M. Loghavi, and S. A. Kamgar. 2018. Comparative study between mathematical models and the ANN data mining technique in draft force prediction of disk plow implement in clay loam soil. Agricultural Engineering International: CIGR Journal. (In press).
27. Shafaei, S. M., and S. Kamgar, 2017. Comprehensive investigation on static and dynamic friction coefficients of wheat grain with the adoption of statistical analysis. Journal of Advanced Research 8 (1): 51-61.
28. Shmulevich, I., Z. Asaf, and D. Rubinstein. 2007. Interaction between soil and a wide cutting blade using the discrete element method. Soil and Tillage Research 97 (1): 37-50.
29. Srivastava, A. K., C. E. Goering, R. P. Rohrbach, and D. R. Buckmaster. 2006. Soil tillage. Chapter 8 in Engineering Principles of Agricultural Machines, 2nd ed., 169-230. St. Joseph, Michigan: ASABE.
30. Taghavifar, H., A. Mardani, H. Karim-Maslak, and H. Kalbkhani. 2013. Artificial Neural Network estimation of wheel rolling resistance in clay loam soil. Applied Soft Computing 13 (8): 35-51.
31. Taghavifar, H., and A. Mardani. 2014a. Application of artificial neural networks for the prediction of traction performance parameters. Journal of the Saudi Society of Agricultural Science 13 (1): 35-43.
32. Taghavifar, H., and A. Mardani. 2014b. Wavelet neural network applied for prognostication of contact pressure between soil and driving wheel. Information Processing in Agriculture 1 (1): 51-60.
33. Ucgul, M., C. Saunders, and J. M. Fielke. 2017. Discrete element modeling of tillage forces and soil movement of a one-third scale moldboard plough. Biosystems Engineering 155: 44-54.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 10, No. 2, Fall- Winter 2020, p. 169-185

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۱۰، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۹، ص ۱۸۵-۱۶۹

Modeling and Predicting the Forces on Moldboard Plough by using Response Surface and Artificial Neural Network

M. Rahmatian[1], R. Yeganeh[2*], M. A. Nematollahi[3]

Received: 01-10-2018
Accepted: 21-01-2019

Introduction: Tillage is a very important operation that influences the growth and productivity of agricultural products. It is necessary to introduce some conditions to improve soil physical properties, aeration, permeability and root development in tillage operations. However, in primary tillage, especially when moldboard ploughs are used, this may be time consuming and costly for researchers to use it in their research. Some researchers use physical experiments to perform the work, which the accuracy of the results is dependent on the measuring instruments precision. However, some other researchers use simulation and mathematical modeling to reduce the time and costs and increase the relative accuracy of the research results. Many studies have also shown that modeling the forces involved in tillage is a good way to estimate the performance of different tillage tools and improve their geometry. However, the key to success in numerical simulation of tillage operations is to simulate the exact instrumentation, based on the correct assumptions as well as the proper methods. The prediction of the forces involved in tillage tools has an important role in their design. Collecting data on the forces involved in tillage tool under different farm conditions is a time consuming and costly task. Therefore, the prediction of a tillage tool forces is very important for the designer and the user in order to achieve better performance of the tool.

Materials and Methods: In this study, a cylindrical moldboard made by Alpler Company in Turkey was used to simulate the moldboard. A measuring device was designed and constructed to measure the various points of the desired moldboard. Then, the spatial points obtained by the measuring device were presented to the SolidWorks 2016 software and the desired moldboard was modeled. The finite element method by Abacus 2016 was then used to simulate the interaction between soil and moldboard. Treatments used in simulated tillage operations included tillage depths (5, 10, 15, 20 and 25 cm) and forward speed (1, 1.5, 2, 2.5 and 3 millimeters per second). The independent variables were considered as tensile, vertical and lateral forces (Kilo newton). After simulating the tillage operations, tensile, vertical and lateral forces were obtained. These forces were modeled using response surface and artificial neural networks techniques. Then, the obtained models were compared using R^2, RMSE and MRDM statistical indices and the best model was selected.

Results and Discussion: When using the response surface method, the quadratic model was selected by using the maximum value of the statistical indices R^2, R^2a and R^2p, among the linear, two-factor and quadratic models. Then, the significance of model variables was evaluated by using variance analysis. The forces were also modeled by using the neural network method. According to the fitting curves and statistical indices of R^2, RMSE and MRDM for the tensile, vertical and lateral forces, it is revealed that both methods could well predict the forces but artificial neural network was more suitable than the response surface method. Moreover, by investigating the interactions of tillage treatments and forward speed on the forces in this research, it was observed that by increasing the depth of tillage and velocity, tensile, vertical and lateral forces were increased nonlinearly by 66.55%, 68.47%, and 64.76%, respectively.

Conclusions: Regarding all the results obtained from this study, it can be concluded that the developed models using the artificial neural network in this research was a good and powerful tool for predicting the forces involved in moldboard ploughs both in the field operations and in related studies. It is also recommended that the developed models in this study can be used to manage the tillage operations, such as selecting the proper tractor. However, it is also suggested that other affecting factors, such as moldboard angles, should be included in future models to increase the ability of the model to predict the forces involved in moldboard plows.

Keywords: Artificial neural network, Modeling, Moldboard plough, Response surface, Simulation

---

1- PhD student, Department of Biosystems Engineering, College of Agriculture, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran
2- Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, Ilam University, Ilam, Iran
3- Assistant Professor, Department of Biosystems Engineering, College of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran
(*- Corresponding Author Email: r.yeganeh@ilam.ac.ir)